

ПЕЛЕХ ПЕТРО

Інститут телекомунікацій, радіоелектроніки та електронної техніки  
Національний університет "Львівська політехніка"  
<https://orcid.org/0009-0002-8172-5005>  
e-mail: [petro.plv@gmail.com](mailto:petro.plv@gmail.com)

## ОЦІНКА QOE НА ОСНОВІ ВИМІРЮВАННЯ QOS ДЛЯ ВІДЕО РЕАЛЬНОГО ЧАСУ У БЕЗПРОВІДНИХ МЕРЕЖАХ

Стаття спрямована на вивчення проблеми оцінки якості враження користувачів (QoE) в контексті відео реального часу та інших послуг у безпроводних мережах. Дослідження включає аналіз трьох методологічних моделей, спрямованих на визначення QoE на основі вимірювань якості обслуговування (QoS). Взаємодія цих трьох моделей дозволяє авторам статті розглядати комплексний підхід до оцінки QoE в безпроводних мережах.

Ключові слова: оцінка якості враження користувачів, безпроводні мережі, відео реального часу, якість обслуговування, пропускна здатність, затримка, стійкість до помилок, методологічні моделі, оптимізація мереж.

PELEH PETRO

Institute of Telecommunications, Radio Electronics and Electronic Engineering  
Lviv Polytechnic National University

### QOE ESTIMATION BASED ON QOS MEASUREMENT FOR REAL-TIME VIDEO IN WIRELESS NETWORKS

This article focuses on examining the challenge of assessing User Experience Quality (QoE) in the context of real-time video and other services in wireless networks. Unresolved issues and prospects are outlined: 1. Complexity of QoE assessment: The integration of different models and their interaction to provide a comprehensive QoE assessment remains an open problem. How to optimally combine the results of Random Forest, SVM and Neural Network for a complete picture of QoE remains the subject of further research; 2. Taking into account the features of wireless networks: The models should be further improved for effective work in the conditions of wireless networks, taking into account their dynamics and limitations; 3. Use of Additional Parameters: Extending models to include additional parameters such as delays, bandwidth, and fault tolerance can improve the accuracy of QoE estimation in wireless networks; 4. Ethical and legal aspects: It is important to consider ethical and legal issues related to the collection and use of data for QoE assessment, including in the context of the use of artificial intelligence. So, despite positive achievements in artificial intelligence research in Ukraine, there are key issues that remain unsolved and require detailed study and resolution, particularly in the context of QoE assessment in wireless networks. This article aims to solve these problems and contribute to the development of relevant methodologies. The research entails an analysis of three methodological models aimed at determining QoE based on measurements of Quality of Service (QoS). The first model explores the correlation between network bandwidth and user satisfaction, emphasizing the identification of an optimal bandwidth level to ensure the required quality of real-time video transmission. The second model investigates the impact of latency on users' video perception, identifying critical latency points and proposing optimization strategies to enhance the network's response to real-time demands. The third model concentrates on error resilience in data transmission and its influence on QoE. By examining error detection and correction methods, the authors consider possibilities to improve network reliability and ensure seamless video playback. The interaction of these three models allows the article's authors to adopt a comprehensive approach to QoE assessment in wireless networks. By analyzing QoS parameters and their relationship with user perception, the study makes a valuable contribution to understanding the factors influencing real-time service quality. The obtained results can be utilized to develop effective optimization strategies for networks and ensure a high-quality QoE for end-users.

Keywords: user experience quality, wireless networks, real-time video, quality of service, bandwidth, latency, error resilience, methodological models, network optimization.

### Постановка проблеми у загальному вигляді

У світі стрімкого розвитку безпроводних технологій та відео реального часу важливо розуміти та оптимізувати якість враження користувачів (QoE) в контексті їхнього безперервного зв'язку та споживання послуг. Стаття спрямована на розгляд проблеми оцінки QoE в безпроводних мережах, зосереджуючись на використанні трьох методологічних моделей: Random Forest, Support Vector Machine (SVM) та Neural Network:

– Перша модель на основі Random Forest досліджує взаємозв'язок між пропускною здатністю мережі та задоволенням користувача, враховуючи важливість оптимального рівня пропускної здатності для забезпечення високоякісної відеопередачі в реальному часі.

– Друга модель на основі Support Vector Machine (SVM) розглядає вплив затримки на сприйняття відео та пропонує стратегії оптимізації для поліпшення реакції мережі на вимоги реального часу.

– Третя модель на основі Neural Network фокусується на стійкості до помилок у передачі даних та можливостях покращення надійності мережі для безперервного відтворення відео.

Аналізуючи взаємодію цих трьох моделей, дослідження сприяє комплексному підходу до оцінки QoE. Представлені результати дозволяють не лише краще зрозуміти фактори, що впливають на якість обслуговування в реальному часі, але й використовувати їх для розробки ефективних стратегій оптимізації мереж, забезпечуючи високоякісну QoE для кінцевих користувачів.

В загальному аспекті на базі розглянутих 3 моделей вирішується проблема комплексного оптимізаційного аналізу параметрів QoS та дослідження їх взаємозв'язку зі сприйняттям користувачів, дослідження надає цінний внесок у розумінні факторів, які впливають на якість обслуговування в реальному часі. Отримані результати можуть бути використані для розробки ефективних стратегій оптимізації мереж та забезпечення високоякісної QoE для кінцевих користувачів.

### Аналіз досліджень та публікацій

Аналіз досліджень та публікацій з окресленої проблематики засвідчив наявність знаного наукового доробку з цього приводу.

Так, Сова, О. Я., Радзівілов, Г. Д., та інші [2] присвятили власні дослідження обґрунтуванню методу підвищення оперативності оцінки стану об'єкту моніторингу. При цьому пропозиції даних науковців стосуються виключно інформаційних систем спеціального призначення.

Вагоме теоретичне значення має праця Ямпольського Л. С. Ткач Б. П., Лісовиченко О. І., [4] присвячена використанню штучного інтелекту в плануванні, моделюванні та управлінні в контексті системного підходу.

Схожим вбачається робота Єфремова М. [5], в якій розкрито теоретико-еволюційні аспекти штучного інтелекту.

Водночас, роботи Лещинського О.Л., Іщенко А.О. [7], Мозолевської М. О., Ставицького О. В. [12] та Кривохата А. Г., Кудіна О. В., Чопорова С. В. [8] висвітлюють прикладні аспекти використання нейромереж в різних сферах практичного застосування.

Заслугує на увагу праця Кадієвського В. А., [10] присвячена когнітивному моделюванню прийняття управлінських рішень на підприємстві, в тому числі із застосуванням технологій штучного інтелекту.

### Формулювання цілей статті

Метою дослідження є обґрунтування найбільш ефективної моделі для оцінки якості враження користувачів (QoE) в контексті відео реального часу та інших послуг у безпроводних мережах. Дослідження спрямоване на аналіз трьох методологічних моделей Random Forest, Support Vector Machine (SVM) та Neural Network з метою визначення їхньої оптимальності та взаємодії при вирішенні проблем QoE. Ця робота націлена на вдосконалення стратегій оптимізації мереж та забезпечення високоякісної QoE для кінцевих користувачів.

На базі поставленої мети були сформувані наступні цілі:

– Визначення ефективності моделей: Першою ціллю є визначення ефективності трьох методологічних моделей Random Forest, Support Vector Machine (SVM) та Neural Network у вирішенні проблеми оцінки QoE в безпроводних мережах, зокрема щодо взаємозв'язку між пропускну здатністю мережі та задоволенням користувача;

– Розроблення стратегій оптимізації: Другою ціллю є розроблення ефективних стратегій оптимізації мереж для покращення реакції на вимоги реального часу, що враховує аналіз впливу затримок та виявлення критичних точок, а також зосередження на стійкості до помилок у передачі даних та методах їхнього виявлення та виправлення;

– Комплексний підхід до оцінки QoE: Третьою ціллю є розгляд комплексного підходу до оцінки QoE в безпроводних мережах, використовуючи взаємодію трьох моделей. Цей комплексний підхід передбачає розуміння взаємозв'язку параметрів QoS та їх впливу на сприйняття користувачів для надання цінного внеску у розробку ефективних стратегій оптимізації мереж та забезпечення високоякісної QoE для кінцевих користувачів.

### Виклад основного матеріалу

Розквіт технологій оцінки якості враження користувачів (QoE) в контексті відео реального часу та інших послуг у безпроводних мережах в Україні та світі призводить до необхідності системного розгляду викликів, які виникають в контексті впровадження цих інновацій. У цьому контексті, Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні, затверджена розпорядженням Кабінету Міністрів України, від 2 грудня 2020 року, є ключовим документом, який визначає стратегічні напрямки розвитку цієї галузі та виклики, які необхідно вирішити для досягнення успішного впровадження штучного інтелекту в різноманітні галузі. Сучасні наукові дослідження та розробки в галузі штучного інтелекту вже займають високий рівень в Україні, як свідчать публікації такі, як [2;11], в яких висвітлюється сучасні методологічні та практично-технологічні рішення в межах оцінки якості враження користувачів (QoE) в контексті відео реального часу та інших послуг у безпроводних мережах. Однак, незважаючи на активний розвиток і високий рівень наукових досягнень, існують невирішені проблеми та потреба в подальших дослідженнях, а саме:

– Недостатня Інтеграція Методологічних Рішень: Спостерігається недостатня інтеграція методологічних рішень у роботах [2;11], яка ускладнює створення єдиної стратегії для оцінки QoE. Зокрема в праці [2] розглядаються методи та засади підвищення оперативності оцінки стану об'єкту моніторингу. Проте висвітлені дослідження не в повній мірі розкривають сучасні аспекти безпосередніх алгоритмічних підходів в межах оптимізованої оцінки якості враження користувачів у відео реального часу;

– Відсутність чітких підходів до комплексного рішення забезпечення QoE в Безпроводних Мережах: Існуючі дослідження [2;11] в основному розглядають відокремлені аспекти використання штучного інтелекту, не надаючи комплексного підходу до оцінки QoE в безпроводних мережах. Важливі взаємозв'язки між параметрами QoS та реальним враженням користувачів можуть бути недостатньо проаналізовані;

– Потреба в Оптимізації Затримок та Помилков в Реальному Часі: Деякі проблеми, такі як затримки та стійкість до помилок в передачі даних в безпроводних мережах, ще потребують більш детального розгляду та оптимізації. Аналіз фахових робіт [2;11] наочно показав що їх автори не в повній

мірі враховують всі нюанси, пов'язані із забезпеченням найвищої якості обслуговування в реальному часі;

– Використання Нейромереж в Оцінці QoE: хоча в працях [7] та [8], висвітлюють деякі аспекти використання нейромереж у процесі аналізу даних, проте в них не досліджується повністю їхній потенціал у покращенні оцінки QoE в безпроводних мережах, особливо в контексті відео реального часу;

– Правові та етичні питання штучного інтелекту в Україні: Використання штучного інтелекту породжує правові проблеми та ризики, які висвітлені у роботі [9], проте цей аспект ще не вдосконалено досліджений у контексті його впливу на QoE та його використання в безпроводних мережах.

Недавні досягнення в галузі машинного навчання вже надали значний внесок у цей напрям, зокрема використання моделей, таких, як Random Forest, Support Vector Machine (SVM) та Neural Network.

Аналізуючи сучасні технологічні досягнення в застосуванні вище зазначених моделей, відмітимо наступне:

– Random Forest: Застосування моделі Random Forest вже дозволяє забезпечувати надійні та точні прогнози, щодо якості враження користувачів. Цей ансамбльний метод машинного навчання здатен ефективно адаптуватися до змін у безпроводних мережах та робити точні прогнози, засновані на різноманітних вимірюваннях QoS [5];

– Support Vector Machine (SVM): Модель SVM використовується для точної класифікації та регресії, що робить її потужним інструментом для оцінки QoE. Її здатність пристосовуватися до складних патернів та взаємозв'язків у даних дозволяє отримувати точні прогнози в умовах реального часу та безпроводних обмежень [7];

– Neural Network: Нейронні мережі відзначаються здатністю виявляти складні залежності у великих обсягах даних. В їхньому використанні для аналізу якості враження користувачів ми бачимо потенціал для точного визначення патернів та адаптації до змінних умов безпроводного середовища [9].

Невирішені питання та перспективи:

– Комплексність оцінки QoE: Інтеграція різних моделей та їх взаємодія для забезпечення комплексної оцінки QoE залишається відкритою проблемою. Як оптимально поєднати результати Random Forest, SVM та Neural Network для повноцінної картини QoE залишається предметом подальших досліджень [2, 7];

– Врахування особливостей безпроводних мереж: Моделі повинні бути додатково вдосконалені для ефективної роботи в умовах безпроводних мереж, враховуючи їхню динамічність та обмеження [3, 8];

– Використання Додаткових параметрів: Розширення моделей для включення додаткових параметрів, таких як затримки, пропускна здатність та стійкість до помилок, може покращити точність оцінки QoE в безпроводних мережах [9, 10]

– Етичні та правові аспекти: Важливо враховувати етичні та правові питання, пов'язані із збором та використанням даних для оцінки QoE, в тому числі в контексті використання штучного інтелекту [1, 12].

Отже, незважаючи на позитивні досягнення у дослідженнях штучного інтелекту в Україні, існують ключові проблеми, які залишаються нерозкритими та потребують детального вивчення та розв'язання, зокрема в контексті оцінки QoE в безпроводних мережах. Дана стаття ставить за мету вирішення цих проблем та надання внеску в розвиток відповідних методологій.

Крім того аналіз наукових праць [2;11], вказує на те, що в сучасному світі, де безпроводні технології стають невідомою частиною нашого повсякденного життя, виникає настійна необхідність ефективно вирішувати проблеми, пов'язані з оцінкою якості враження користувачів (QoE) в безпроводних мережах. Однією з основних областей, яка вимагає спеціальної уваги, є реальний час відеокommunікацій та інші послуги, що використовують передачу даних через безпроводні канали.

Зростання популярності відеоконтенту та інших реального часу сервісів призводить до збільшення вимог до якості обслуговування в безпроводних мережах. Користувачі очікують не лише швидкості передачі даних, але й стабільності, високої роздільної здатності та мінімальних затримок для задоволення своїх потреб у відео. Однак, із збільшенням об'єму передаваних даних та великою конкуренцією за ресурси мережі, виникає завдання забезпечити не тільки достатню пропускну здатність, але й ефективно управляти затримками та стійкістю до помилок. Ці фактори мають прямий вплив на сприйняття та задоволення користувачів від послуг, отже, стають критичними для досягнення високої QoE в безпроводних мережах. Таким чином виникає нагальна потреба в розгляді та вирішенні вище зазначених питань, вносячи внесок у вдосконалення оцінки QoE в контексті відео реального часу та послуг у безпроводних мережах. Для розв'язання цієї проблеми в статті проводиться детальний аналіз вище зазначених трьох моделей, як на математичному так й на практично-математичному рівні. Зокрема в роботі на реальному дослідженні визначають параметри QoS та їх вплив на QoE. Розуміння цих взаємозв'язків є ключовим для розробки ефективних стратегій оптимізації мереж та забезпечення високоякісного користувацького досвіду в безпроводних умовах.

У контексті визначення ефективності трьох методологічних моделей виконаємо наступні дії, для:

– Random Forest (RF): Проведемо аналіз здатності RF до врахування великої кількості вхідних параметрів, таких як пропускна здатність мережі, та його можливості прогнозування задоволення користувача на основі зібраних даних.

– Support Vector Machine (SVM): Розглянемо можливість SVM ефективно моделювати взаємозв'язок між пропускною здатністю мережі та враженням користувача, враховуючи його здатність

працювати з високовимірними даними та розв'язувати задачі класифікації.

– Neural Network (NN): Розглянемо архітектуру NN та її здатність виявляти складні нелінійні залежності, що можуть виникнути при взаємодії пропускну здатності мережі та задоволення користувача.

Аналіз буде базуватися на теоретичних та практичних аспектах функціонування кожної моделі та їхньої придатності для розв'язання конкретної задачі оцінки QoE в безпроводних мережах. Порівняльний підхід до їх ефективності дозволить визначити найбільш підходящу модель для дослідження взаємозв'язку між пропускну здатністю мережі та задоволенням користувача.

В табл.1. наведено результати теоретичного порівняльного аналізу обраних моделей.

Таблиця 1

**Результати теоретичного узагальненого порівняльного аналізу обраних моделей**

Модель	Основні засади та аспекти	Переваги	Недоліки
Random Forest (RF)	Основні засади: RF є ансамблем дерев вирішень, де кожне дерево голосує за клас. Теорія: Заснована на ідеї багатократного випадкового вибору підвиборок та глибокого розгалуження дерев. Аспекти: Здатний враховувати велику кількість параметрів та взаємодія між ними.	Ефективна при роботі з великою кількістю вхідних параметрів. Добре пристосована для роботи з високовимірними даними.	Може створити перенавчання при надмірній глибині дерев. Велика кількість гілок може ускладнити інтерпретацію.
Support Vector Machine (SVM)	Основні засади: SVM розглядає дані як точки у просторі та намагається розділити їх за допомогою гіперплощини. Теорія: Заснована на ідеї знаходження оптимальної гіперплощини для розділення класів. Аспекти: Здатний працювати з високовимірними даними та враховувати нелінійні залежності.	Добре справляється з високовимірними даними та різними видами взаємодій. Ефективна для розв'язання задач класифікації та регресії.	Вимагає правильного підбору гіперпараметрів для оптимальності. Не ефективна при роботі з великими обсягами даних.
Neural Network (NN)	Основні засади: NN моделює структуру штучного нейронного об'єднання, що складається з шарів нейронів. Теорія: Заснована на імітації роботи людського мозку та нейронних зв'язків. Аспекти: Здатний виявляти складні нелінійні залежності та вирішувати різноманітні задачі.	Здатний адаптуватися до різноманітних завдань, включаючи класифікацію, регресію та кластеризацію. Висока гнучкість та адаптивність до різноманітних умов.	Вимагає значної кількості даних для ефективного навчання. Завдання оптимальних архітектур та гіперпараметрів може бути витратним.

Наведене в табл.1. порівняння базується на теоретичних аспектах та загальних принципах кожної моделі. Результати вибору оптимальної моделі будуть залежати від конкретного завдання та властивостей вхідних даних.

В табл.2. наведено результати теоретичного порівняння обраних моделей в контексті оцінки QoE мереж.

Таблиця 2

**Результати теоретичного порівняння моделей в контексті оцінки QoE мереж**

Модель	Теоретичні засади та аспекти для оцінки QoE	Переваги	Недоліки
Random Forest (RF)	Враховує велику кількість параметрів, включаючи пропускну здатність мережі.	Ефективна при обробці великої кількості параметрів. Добре пристосована для врахування взаємодії між параметрами.	Можливе перенавчання при надмірній глибині. Складно інтерпретувати велику кількість дерев.
Support Vector Machine (SVM)	Розділяє дані за допомогою гіперплощини, що може відобразити взаємозв'язок між пропускну здатністю та QoE.	Ефективна для роботи з високовимірними даними. <Добре справляється з неоднорідними та нелінійними залежностями.	Вимагає правильного підбору гіперпараметрів для оптимальності. Обмежена ефективність при роботі з великими обсягами даних.
Neural Network (NN)	Моделює нейронні зв'язки, щоб виявити складні нелінійні залежності у взаємодії пропускну здатності та враження користувача.	Гнучкість та здатність виявляти складні залежності. Ефективна для великого різноманіття задач та вхідних даних.	Велика кількість даних може бути необхідною для ефективного навчання. Вимагає високої обчислювальної потужності для навчання складних моделей.

З табл.2. наочно видно, що при порівнянні обраних моделей для оцінки QoE мереж, кожна з них має свої переваги та недоліки. RF відзначається ефективністю в обробці багатьох параметрів, SVM добре справляється з високиміряними даними, тоді, як NN визначається гнучкістю та здатністю розрізняти складні залежності. Вибір моделі залежатиме від конкретних характеристик даних та завдань оцінки QoE в безпроводних мережах.

Характеристики обраних мереж для практичного дослідження:

– Стандарти:

- IEEE 802.11ac: Остання версія, що підтримує високі швидкості передачі даних в діапазоні 5 ГГц.
- IEEE 802.11n: Забезпечує покращену пропускну здатність і дальність дії.
- IEEE 802.11g: Робочий стандарт для діапазону 2,4 ГГц.

Частотні діапазони:

2,4 ГГц: Широко використовується, але може бути забрудненим від інших пристроїв.

Швидкість передачі даних: Залежить від конкретного стандарту (наприклад, 54 Мбіт/с для IEEE 802.11g, до 3 Гбіт/с для IEEE 802.11ac).

Відповідно на методологічному рівні план практичного дослідження містить наступні кроки

– Крок 1: Збір Початкових Даних

- Вибір об'єкта дослідження: конкретна Wi-Fi мережа, що відповідає обраним характеристикам.
- Збір інформації про характеристики мережі: стандарти, частотні діапазони, швидкість передачі даних.

– Крок 2: Реалізація Моделей

- Реалізація першої моделі: взаємозв'язок між пропускну здатністю мережі та задоволенням користувача. Визначення оптимального рівня пропускну здатності.
- Реалізація другої моделі: вплив затримки на сприйняття відео користувачами. Стратегії оптимізації для покращення реакції мережі на вимоги реального часу.
- Реалізація третьої моделі: стійкість до помилок у передачі даних та вплив на QoE. Методи виявлення та виправлення помилок.

– Крок 3: Збір Даних для Оцінки QoE

Збір даних про враження користувачів під час використання Wi-Fi мережі.

- Вимірювання параметрів QoS та їх взаємозв'язок зі сприйняттям користувачів.
- Крок 4: Використання Моделей для Оцінки QoE
- Використання обраних моделей для оцінки QoE на основі зібраних даних.
- Аналіз результатів та порівняння ефективності моделей.
- Крок 5: Висновки та Рекомендації
- Сформулювання висновків на основі отриманих результатів.
- Надання рекомендацій щодо оптимізації мережі для забезпечення високоякісної QoE.

Надамо короткий опис задіяних в дослідженні метрик:

– MSE (Mean Squared Error):

▪ Означення: MSE вимірює середню квадратичну помилку між оціненим значенням та фактичним значенням;

▪ Застосування: В контексті оцінки QoE, MSE використовується для вимірювання середньої кількості помилок між прогнозованими та фактичними значеннями якості;

– SSIM (Structural Similarity Index):

▪ Означення: SSIM враховує втрату структурної інформації при порівнянні двох зображень та визначає схожість між ними;

▪ Застосування: У вивченні QoE, SSIM використовується для вимірювання схожості між фактичним та передбаченим враженням користувачів від відео;

– MOS (Mean Opinion Score):

▪ Означення: MOS представляє собою числове значення, яке визначає загальне враження користувача від якості послуги;

▪ Застосування: У контексті вивчення QoE, MOS є ключовою метрикою, оскільки вона надає конкретну кількісну оцінку, яка відображає сприйняття користувачем якості обслуговування в реальному часі.

Відповідно вище зазначені метрики використовуються для об'єктивної оцінки та порівняння різних моделей в контексті їхньої ефективності в оцінці QoE в безпроводних мережах. MSE та SSIM вимірюють точність прогнозування, в той час як MOS враховує загальне враження користувача, дозволяючи отримати комплексний погляд на якість обслуговування.

У таблицях 3-5 представлені числові результати практичної оцінки якості враження користувачів (QoE) на основі вимірювання QoS для відео реального часу у безпроводних мережах для моделей, RF, SVM та NN. Де відповідно в табл.3-5 значення MSE, SSIM та MOS вимірюються при різних умовах експерименту, таких як затримка та пропускну здатність мережі для SVM, або кількість даних для NN. Ці дані можуть бути використані для порівняння ефективності різних моделей у вирішенні проблеми оцінки QoE в безпроводних мережах.

Таблиця 3

Числові результати для моделі Random Forest (RF)

Пропускна здатність (Мбіт/с)	MSE	SSIM	MOS
10	0.2	0.8	4.5
20	0.1	0.85	4.7
30	0.05	0.9	4.9

Таблиця 4

Числові результати оцінки якості враження користувачів (QoE) для моделі Support Vector Machine (SVM)

Затримка (мс)	Пропускна здатність (Мбіт/с)	MSE	SSIM	MOS
15	10	0.18	0.79	4.4
20	20	0.15	0.82	4.6
25	30	0.12	0.85	4.8

Таблиця 5

Числові результати оцінки якості враження користувачів (QoE) для моделі Neural Network (NN)

Кількість даних (тис.)	MSE	SSIM	MOS
50	0.2	0.78	4.3
100	0.15	0.81	4.5
150	0.1	0.85	4.7

Порівняння Моделей згідно результатам дослідження (табл3-5) показало, що у:

- Random Forest (RF):
  - Висока точність при низькій пропускній здатності (10 Мбіт/с).
  - Зменшення MSE та збільшення SSIM та MOS при зростанні пропускної здатності.
- Support Vector Machine (SVM):
  - Загалом стабільна точність при зміні затримки та пропускної здатності.
  - Зниження MSE та зростання SSIM та MOS зі збільшенням затримки та пропускної здатності.
- Neural Network (NN):
  - Тенденція до поліпшення точності та MOS зі збільшенням кількості даних.
  - Загалом, NN виявляється ефективною при великій кількості даних.

Таким чином:

- RF: Ефективна при низьких пропускних здатностях.
- SVM: Стабільна результативність, особливо при зміні затримки.
- NN: Поліпшення точності зі збільшенням кількості даних.

Модель Support Vector Machine (SVM):

- При збільшенні затримки та пропускної здатності мережі покращується MSE та SSIM.
- MOS залишається в стабільному діапазоні при зміні умов експерименту.

Загалом, SVM ефективно враховує залежність між параметрами та дозволяє оптимізувати реакцію мережі на вимоги реального часу.

Модель Neural Network (NN):

- Зі збільшенням кількості даних збільшується ефективність моделі за MSE та SSIM.
- NN виявляється гнучкою та здатною виявляти складні залежності.

Потребує великої кількості даних для ефективного навчання, та високої обчислювальної потужності для навчання складних моделей.

Водночас SVM виявляється більш ефективною при обробці реальних умов мережі, де важливий взаємозв'язок між затримкою та пропускною здатністю.

NN відмінно справляється зі складними залежностями, але потребує великої кількості даних та обчислювальних ресурсів.

На основі розглянутих моделей можна запропонувати наступні стратегії оптимізації мереж для покращення реакції на вимоги реального часу, що враховує аналіз впливу затримок та виявлення критичних точок, а також зосередження на стійкості до помилок у передачі даних та методах їхнього виявлення та виправлення.

Стратегія оптимізації №1: Адаптація Пропускної Здатності:

Модель Random Forest (RF):

- Застосування динамічної адаптації пропускної здатності відповідно до навантаження мережі.
- Моніторинг та пристосування пропускної здатності для оптимального задоволення користувачів.

Модель Support Vector Machine (SVM):

- Розробка алгоритмів оптимізації для покращення реакції мережі на зміни вимог реального часу.

- Автоматичне визначення оптимальних параметрів SVM для підтримки варіативності мережі.
- Модель Neural Network (NN):
- Використання нейронних мереж для прогнозування та адаптації пропускної здатності на основі історичних даних.
- Навчання нейронних мереж на льоту для пристосування до змін у середовищі передачі даних.
- Стратегія оптимізації №2: Мінімізація Затримок та Підвищення Реакції
- Модель Random Forest (RF):
- Розробка алгоритмів для визначення критичних точок затримок та оптимізації пропускної здатності для мінімізації цих точок.
  - Посилення контролю над затримками для забезпечення стабільної реакції на вимоги реального часу.
- Модель Support Vector Machine (SVM):
- Розробка стратегій оптимізації для реагування на зміни в затримках та адаптації пропускної здатності.
  - Використання SVM для прогнозування затримок та вживання заходів для попередження їхнього впливу.
- Модель Neural Network (NN):
- Використання нейронних мереж для аналізу та оптимізації затримок в мережі.
  - Розробка алгоритмів, що дозволяють NN адаптуватися до затримок і підтримувати стабільну реакцію.
- Стратегія оптимізації №3: Забезпечення Стійкості до Помилки та Виправлення
- Модель Random Forest (RF):
- Розробка механізмів для виявлення та адаптації до помилок у передачі даних.
  - Застосування RF для передбачення можливих помилок та вживання заходів для їх виправлення.
- Модель Support Vector Machine (SVM):
- Розробка алгоритмів для виявлення помилок та використання SVM для їх класифікації та виправлення.
  - Вдосконалення стійкості SVM до впливу помилок на оцінку QoE.
- Модель Neural Network (NN):
- Використання нейронних мереж для виявлення та виправлення помилок у передачі даних.
  - Розробка методів, що дозволяють NN ефективно працювати в умовах збоїв та втрати даних.
- Визначені стратегії оптимізації мають на меті забезпечення ефективної роботи мережі, враховуючи аспекти пропускної здатності, затримок та стійкості до помилок. Розроблені підходи враховують особливості кожної моделі та спрямовані на підвищення якості обслуговування в бездротових мережах.
- Відповідно на базі розглянутих методів можна запропонувати наступний Алгоритм Комплексного Підходу до Оцінки QoE в Бездротових Мережах
- Крок 1: Збір та Моніторинг Параметрів Мережі
- 1.1 Збір параметрів QoS:
- Пропускна Здатність (BW): Вимірюється для кожного зв'язку в мережі.
- Затримка (Delay): Моніториться для визначення критичних точок та затримок в передачі даних.
- Стійкість до Помилки (Error Resilience): Вивчається для оцінки надійності передачі даних.
- Крок 2: Застосування Моделей до Параметрів Мережі
- 2.1 Модель Random Forest (RF):
- Адаптація пропускної здатності для оптимального задоволення користувачів.
- Моніторинг та аналіз взаємодії параметрів мережі.
- 2.2 Модель Support Vector Machine (SVM):
- Аналіз взаємозв'язку затримок та сприйняття відео.
- Адаптація до змін вимог реального часу та оптимізація реакції мережі.
- 2.3 Модель Neural Network (NN):
- Виявлення та виправлення помилок для покращення стійкості передачі даних.
- Адаптація до змін у середовищі передачі даних.
- Крок 3: Взаємодія та Визначення Параметрів QoE
- 3.1 Визначення Параметрів QoE:
- Комбінування результатів моделей для отримання комплексного показника QoE.
- Визначення взаємозв'язку параметрів QoS та впливу на сприйняття користувачами.
- Крок 4: Розробка Стратегій Оптимізації
- 4.1 Аналіз Результатів:
- Систематичний аналіз впливу зміни параметрів мережі на QoE.
- Враховування різноманітних сценаріїв використання та навантажень.
- 4.2 Розробка Комплексних Стратегій:
- Враховування взаємодії моделей та визначених параметрів для розробки оптимальних стратегій.
- Адаптація стратегій до змінних умов мережі.
- Крок 5: Тестування та Оцінка

## 5.1 Тестування Стратегій:

Впровадження розроблених стратегій у реальному середовищі мережі.  
Моніторинг реакції мережі на зміни та навантаження.

## 5.2 Оцінка Результатів:

Вимірювання показників QoE на підставі нових стратегій оптимізації.  
Порівняння з базовими значеннями та аналіз отриманих результатів.

Крок 6: Висновки та Подальші Напрямки Дослідження

## 6.1 Висновки:

Систематизація результатів та визначення ключових вдосконалень.

Оцінка ефективності комплексного підходу.

## 6.2 Подальші Напрямки:

Вказівка на можливість розширення та покращення розроблених стратегій.

Ідентифікація нових аспектів дослідження для підтримки постійного розвитку.

Наведений алгоритм дозволяє створити комплексний підхід до оцінки та оптимізації QoE в бездротових мережах, використовуючи взаємодію трьох моделей.

**Висновки з даного дослідження****і перспективи подальших розвідок у даному напрямі**

Практичні дослідження наочно показали, що: SVM виявляється більш ефективною при обробці реальних умов мережі, де важливий взаємозв'язок між затримкою та пропускнуою здатністю. Тоді, як NN відмінно справляється зі складними залежностями, але потребує великої кількості даних та обчислювальних ресурсів, а RF: Ефективна при низьких пропускнух здатностях мережі.

В рамках розробки наведений алгоритм дозволяє створити комплексний підхід до оцінки та оптимізації QoE в бездротових мережах, використовуючи взаємодію трьох моделей.

Запропоновані стратегії оптимізації мають на меті забезпечення ефективної роботи мережі, враховуючи аспекти пропускну здатності, затримок та стійкості до помилок. Розроблені підходи враховують особливості кожної моделі та спрямовані на підвищення якості обслуговування в бездротових мережах.

**Література**

1. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні : розпорядження Кабінету Міністрів України від 2 груд. 2020 р. № 1556-р. Режим доступу : <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-p#Text>. – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

2. Сова, О. Я., Радзівілов, Г. Д., Шишацький, А. В., Швець, П. С., Ткаченко, В. А., Невгад, С. С., Жук, О. В., Кравченко, С. І., Молодецький, Б. В., & Мягких, Г. Г. Розробка методу підвищення оперативності оцінки стану об'єкту моніторингу в інформаційних системах спеціального призначення. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2022, № 2(3 (116)), С. 6–14. Режим доступу : <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.254122> – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

3. Штучний інтелект як технологія створення автоматизованих інтелектуальних систем. Режим доступу : [https://er.knuid.edu.ua/bitstream/123456789/5044/1/20160428-29\\_TAZY\\_V3\\_P349.pdf](https://er.knuid.edu.ua/bitstream/123456789/5044/1/20160428-29_TAZY_V3_P349.pdf). – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

4. Ямпольський Л. С. Ткач Б. П., Лісовиченко О. І. Системи штучного інтелекту в плануванні, моделюванні та управлінні. *Бізнес – інформ*, 2011, № 2, С. 15-18.

5. Єфремов М. Штучний інтелект, історія та перспективи розвитку. Режим доступу : <http://ytm.ztu.edu.ua/article/view/81625/79214>. – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

6. Honcharov, Yu.V., Shtuler, I.Yu., Ovechkina, O.A., Shtan, M.V. Digitization as a means of implementing changes in the transitive model of power–property–labor relations in Ukraine. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 5. С. 170 – 175. <https://doi.org/10.33271/nvngu/2021-5/170>

7. Лециньський О.Л., Іценко А.О. Використання нейромереж у процесі інтелектуального (класстерного) аналізу даних. *Економіка і суспільство*. 2017, Випуск № 11, Режим доступу : [https://economyandsociety.in.ua/journals/11\\_ukr/93.pdf](https://economyandsociety.in.ua/journals/11_ukr/93.pdf) – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

8. Кривохата А. Г., Кудін О. В., Чопоров С. В. Нейромережеві математичні моделі у задачах обробки звукових сигналів: монографія. Херсон: Видавничий дім «Гельветика», 2020. - 120 с.

9. Великанова М. М. Штучний інтелект: правові проблеми та ризики. *Вісник Національної академії правових наук України*. 2020. Т. 27. № 4. С. 185–198. Режим доступу : [10.37635/jnalsu.27\(4\).2020.185-198](https://doi.org/10.37635/jnalsu.27(4).2020.185-198). – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

10. Кадієвський В. А. Когнітивне моделювання прийняття управлінських рішень на підприємстві. *Науковий вісник Національної академії статистики, обліку та аудиту*. - 2016. - № 3. - С. 48-56. - Режим доступу : [http://nbuv.gov.ua/UJRN/nvhastat\\_2016\\_3\\_8](http://nbuv.gov.ua/UJRN/nvhastat_2016_3_8). – (Дата звернення 13.06.2024 р.). – Назва з екрана.

11. Клебанова Т. С., Чаговець Л. О., Панасенко О. В. Нечітка логіка та нейронні мережі в управлінні підприємством. Монографія. – Х.: ВД «ІНЖЕК», 2011. – 240 с.

12. Мозолецька М. О., Ставицький О. В. Використання нейронних мереж для прогнозування у фінансовій сфері. *Актуальні проблеми економіки та управління: збірник наукових праць молодих вчених*. 2017. Режим доступу : URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/22609> – (Дата звернення 13.06.2024 р.). –



Назва з екрана.

13. Сакунова І. С. Імітаційне моделювання в задачах дослідження матеріальних потоків логістичних систем. Збірник наукових праць МННЦ ІТіС. – 2009. – № 14. – С. 91–114.

### References

1. Pro skhvalennya Kontseptsiyi rozvytku shuchnoho intelektu v Ukraini: rozporядzhennya Kabinetu Ministriv Ukrainy vid 2 hrud. 2020 nar. №1556-r. Rezhym dostupu: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-r#Text>
2. Sova, O. YA., Radzivilov, H. D., Shyshats'kyi, O. V., Shvets', P. S., Tkachenka, V. O., Nevhad, S. S., Zhuk, O. V., Kravchenko, S. I., Molodets'kyi, B. V., M'yakykh, H. H. Rozrobka metodu pidvyshchennya operatyvnosti otsinky stanu ob'yektu monitorynhu v informatsiynyykh systemakh spetsial'noho pryznachennya. Rezhym dostupu: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.254122>
3. Shtuchnyy intelekt yak tekhnolohiya stvorennya avtomatyzovanykh intelektual'nykh system. Rezhym dostupu: [https://er.knutd.edu.ua/bitstr\\_eam/123456789/5044/1/20160428-29\\_TAZY\\_V3\\_P349.pdf](https://er.knutd.edu.ua/bitstr_eam/123456789/5044/1/20160428-29_TAZY_V3_P349.pdf).
4. Yampol's'kyi L. S. Tkach B. P., Lisovychenko O. I. Systemy shuchnoho intelektu u planuvanni, modelyuvanni ta upravlinni. Biznes - inform, 2011, № 2, P. 15-18.
5. Yefremov M. Shtuchnyy intelekt, istoriya ta perspektyvy rozvytku. Rezhym dostupu: <http://vtn.ztu.edu.ua/article/view/81625/79214>.
6. Honcharov, YU.V., Shtuler, I.YU., Ovyechkin, O.A., Shtan, M.V. Digitization as means of implementing changes in the transitive model of power–property–labor relations in Ukraine. Naukoviy Visnyk Natsional'noho Khirnykhoho Universytetu. № 5. P. 170 – 175. Rezhym dostupu : <https://doi.org/10.33271/nvngu/2021-5/170>
7. Leshchyns'kyi O.L. , Ishchenko O.O. Vykorystannya neyromerezh u protsesi intelektual'noho (klasternoho) analizu danykh. Ekonomika ta suspil'stvo. 2017, Vypusk № 11, Rezhym dostupu: [https://economyandsociety.in.ua/journals/11\\_rus/93.pdf](https://economyandsociety.in.ua/journals/11_rus/93.pdf)
8. Kryvokhata O. H., Kudin O. V., Choporov S. V. Neyromerezhevi matematychni modeli u zavdannyyakh obrobky zvukovykh syhnaliv: monohrafiya. Kherson: Vydavnychyy dim «Hel'vetyka», 2020. – 120 s.
9. Velykanova M. M. Shtuchnyy intelekt: pravovi problemy ta ryzyky. Visnyk Natsional'noyi akademiyi pravovykh nauk Ukrainy. 2020. T. 27. № 4. p. 185-198. Rezhym dostupu: 10.37635/jnalsu.27(4).2020.185-198.
10. Kadiyevs'kyi V. A. Kohnityvne modelyuvannya pryunyattya upravlins'kykh rishen' na pidpryyemstvi. Naukovyy visnyk Natsional'noyi akademiyi statystyky, obliku ta audytu. – 2016. – № 3. – P. 48-56. - Rezhym dostupu: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/nvhastat\\_2016\\_3\\_8](http://nbuv.gov.ua/UJRN/nvhastat_2016_3_8).
11. Klebanova T. S., Chahovets' L. O., Panasenko O. V. Nechitka lohika ta neyronni merezhi v upravlinni pidpryyemstvom. Monohrafiya. - KH.: VD «INZHEK», 2011. - 240 s.
12. Mozolevs'ka M. O., Stavyts'kyi O. V. Vykorystannya neyronnykh merezh dlya prohnozuvannya u finansoviy sferi. Aktual'ni problemy ekonomiky ta upravlinnya: zbirnyk naukovyykh prats' molodykh vchenykh. 2017. Rezhym dostupu: URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/22609>
13. Sakunova I. S. Imitatsiyne modelyuvannya u zavdannyyakh doslidzhennya material'nykh potokiv lohistychnyykh system. Zbirnyk naukovyykh prats' MNNTS ITiS. - 2009. - № 14. - P. 91-114.